

‘좋아요’와 ‘싫어요’같은 간접적 사회적 정보의 방향과 강도는 온라인 뉴스 콘텐츠 댓글의 숙의의 질과 어떤 관련이 있는가? 토픽 모델링을 이용한 토픽 다양성 분석*

민진영** · 이애리***

〈목 차〉

I. 서론	3.2 강한 지지/반대 정보 추가 댓글의 존재와 전체 댓글의 토픽 다양성
II. 선행 연구 및 이론적 배경	IV. 연구 방법
2.1 숙의 이론(Deliberation Theory)과 온라인 댓글	V. 연구 결과
2.2 온라인 댓글과 숙의의 질: 논의되는 토픽의 다양성	VI. 토론 및 시사점
2.3 온라인 댓글에 추가되는 간접적 정보에 관한 선행 연구	6.1 연구 결과 논의
III. 연구 가설	6.2 학문적 의의 및 실무적 시사점
3.1 지지/반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성과 전체 댓글의 토픽 다양성	6.3 연구의 한계점과 향후 연구 제언 및 결론
	참고문헌
	<Abstract>

I. 서론

온라인 댓글, 특히 뉴스 기사에 달리는 온라인 댓글은 개별 독자가 의견을 표시하는 방법이 되고 있다. 그런데 온라인 댓글은 단순히 개별 독자의 개별 의견 표현을 넘어, 그 의견이 더 많은 독자에게 읽히고 모이면서 뉴스 기사의 주제 등에 집단이 어떻게 생각하는지를 나

타내는 사회적 정보가 되고 있기도 하다 (Metzger et al., 2010; Peter et al., 2014). 기존에도 독자가 기사의 저자 혹은 뉴스 미디어에 피드백을 보내는 기능은 있었지만 온라인 뉴스 사이트의 댓글 기능은 더 빠르고, 더 상호작용이 용이한 형태로 제공되며 더 많고 더 다양한 참여자가 의견 교환을 통해 만들어가는 사회적 정보가 되고 있다(McCluskey, 2011). 뉴스 사

* 이 논문은 조선대학교 학술연구비 지원을 받아 연구되었음(2019)

** 조선대학교 경영학부, saharamin@chosun.ac.kr(주저자)

*** 상명대학교 경영학부, sharon@smu.ac.kr(교신저자)

이트 댓글의 이러한 특성은 기사의 저자가 생각하지 못한 다른 시각이나 추가 정보를 제공하고, 다양한 주제에 대해 다양한 논의가 오가도록 하는 기능이 있으므로(Wendelin et al., 2017), 속의 민주주의(deliberative democracy)에 기반해서 이해된다. 즉, 다양한 논의가 다양한 참여자에 의해 상호작용을 통해 이루어지므로 댓글의 모임은 결국 사회적 속의 형태를 띠게 된다는 것이다(Manosevitch and Walker, 2009). 따라서 온라인 뉴스 사이트의 댓글과 속의 질에 대한 다양한 연구들이 존재한다(Anderson et al., 2014; Ksiazek, 2018; Rowe, 2015; Ziegele et al., 2020).

그런데 뉴스 사이트에서의 사회적 정보가 댓글로 대표되기는 하지만, 댓글만이 사회적 정보의 전부는 아니다. 대부분의 뉴스 사이트는 ‘좋아요’(like/approval/thumbs up)나 ‘싫어요’(dislike/disapproval/thumbs down) 버튼 같이 글을 쓰지 않더라도 의견을 표시할 수 있는 간단한 기능을 제공하고 있기도 한데, 이러한 방법들 또한 온라인에서 의견을 표현하는 한 방법으로 여겨지고 있다(Sarapin and Morris, 2014; Sklan, 2013). ‘좋아요’/‘싫어요’가 표시된 댓글은 다른 독자들의 지지 혹은 반대가 수치로 표현된 것이기에, 이러한 수치가 높은 댓글은 더 큰 사회적 그룹의 태도나 경험을 대표하는 본보기처럼 보이게 되고 댓글에 대한 태도, 정보의 습득 결과에 영향을 미치게 된다(Naab et al., 2020; Peter et al., 2014; Porten-Cheé and Eilders, 2020). 즉, 댓글 뿐 아니라 ‘좋아요’/‘싫어요’와 관련된 정보 또한 속의 질에 영향을 미치는 사회적 정보가 될 수 있다는 것이다.

Peter et al. (2014)는 온라인 댓글에서 형성되는 사회적 정보를 직접적 정보와 간접적 정보로 나누고 직접적 정보는 댓글 자체, 간접적 정보는 댓글에 달린 ‘좋아요’ 같은 부가 정보로 구분하고 있다. 댓글과 속의 질에 대한 대부분의 연구들은 ‘좋아요’/‘싫어요’ 같은 간접적 사회적 정보를 속의 질과 연관시키기보다는 댓글의 내용, 즉 직접적 정보만을 속의 질과 연관시키는 경향이 있어 왔다(Anderson et al., 2014; Ksiazek, 2018; Rowe, 2015; Zhang et al., 2013; Ziegele et al., 2020). 최근 들어 ‘좋아요’/‘싫어요’ 같은 간접적 사회적 정보가 어떻게 기능하는지 살펴본 연구들이 등장하였지만, 주로 간접적 정보가 직접적 정보에 대한 태도 형성에 어떻게 영향을 미치는지(Naab et al., 2020; Peter et al., 2014), 어떤 경우에 직접적 정보 대신 간접적 정보를 사용하는지(Kalch and Naab, 2018)에 초점을 맞추었다. 그러나 직접적 정보와 간접적 정보는 서로 상호작용을 하며 형성된다. 일례로 많은 뉴스 사이트가 간접적 정보의 정도(‘좋아요’/‘싫어요’ 수)가 클수록 직접적 정보(댓글)를 상위에 노출하는 정책을 쓰고 있고, 이렇게 상위에 노출된 직접적 정보는 다시 다른 댓글의 형성에 영향을 미치게 된다. 즉, 간접적 정보가 직접적 정보의 형성, 더 나아가서는 속의 질에 관여하고 있을 것이라고 예상해 볼 수 있다. 따라서 간접적 정보를 고려한 댓글의 특성과 댓글의 속의 질을 연관 지어 생각해 볼 필요가 있다. 또한 ‘좋아요’/‘싫어요’ 표시는 언어적 표현과 대비시켜 마우스 클릭으로 의견을 표현하는 방법이라는 뜻으로 클릭 담화(click speech)라고 지칭되기도 하는데 그만큼 지지와 반대를 표시하는 간

단하면서도 효과적인 방법이기도 하다(Sklan, 2013). 그러므로 이들이 표현하고 있는 지지와 반대의 기능을 댓글과 숙의의 질과 함께 연구할 필요가 있다.

따라서 본 연구는 다음과 같은 구체적인 연구 질문에 대한 답을 찾으려 한다. 1) ‘좋아요’ 혹은 ‘싫어요’와 같은 사회적 정보가 표시된 댓글의 숙의의 질은 전체 댓글의 숙의의 질과 어떠한 관련이 있는가? 2) ‘좋아요’/‘싫어요’ 표시를 통해 강하게 지지 혹은 반대된 댓글이 존재하는 경우 전체 댓글의 숙의의 질은 그렇지 않은 경우에 비해 어떻게 다른가? 이러한 연구 질문에 대한 답을 구하기 위하여 본 연구에서는 숙의의 질을 측정하는 대표적 지표인 논의의 다양성(Bohman, 2006; Burkhalter et al., 2002; Zhang et al., 2013)에 초점을 맞추고, 다섯 개의 뉴스 사이트에서 수집한 2,390개의 기사, 74,385개의 댓글에 토픽 모델링(topic modeling) 방법을 적용하여 분석하였다.

II. 선행 연구 및 이론적 배경

2.1 숙의 이론(Deliberation Theory)과 온라인 댓글

숙의(deliberation)는 다양한 사람들이 서로 존중하는 방식으로 본인의 주장에 대한 근거를 제시하고 다른 이들의 의견을 들으면서 서로의 의견을 교환하는 것을 말한다(Price, 1992). 이 숙의 이론은 숙의 민주주의(deliberative democracy)를 기반으로 한다. 숙의 민주주의는 의사 결정을 하기 전 구성원 간 의견을 나누는

의사 소통 과정에 초점을 맞추고 있는데, 이러한 의사 소통 과정의 존재로 인해 합리적인 사유와 근거에 의해 의사 결정이 내려지고, 결국에는 개인과 전체를 모두 이롭게 하는 방식으로 민주주의가 구현된다고 보기 때문이다(Chambers, 2003). 따라서 숙의 이론 또한 여러 참여자가 의사 소통 과정을 통해 다양한 의견을 나누는 과정에 초점을 맞추고 있다. 뉴스 사이트 댓글은 이러한 숙의 이론에 기반하여 이해되고 있는데, 독자가 댓글의 형태로 다양한 의견을 표시하면서 다른 독자들과 상호작용 가능한 논의를 온라인에서 할 수 있는 기능을 제공하고 있기 때문이다(Diakopoulos and Naaman, 2011). 즉, 댓글이 단순히 개개인이 특정 의견을 글의 형태로 표출하는 도구적 역할의 수행에서 그치지 않고, 댓글이 모이고 이 댓글들에 다시 다른 의견이 추가되며 참여자 간 의견이 교환되는 과정에서 사회적 숙의의 형태를 띠게 된다는 것이다(Manosevitch and Walker, 2009). 특히 뉴스 사이트의 댓글은 누구나 쉽게 일상적으로 참여가 가능한 개방된 형태를 취하고 있기 때문에 다양한 의견을 쉽고 자유롭게 표현할 수 있다는 특징이 있다. 따라서 댓글의 모음은 논의의 질을 높여주고 질 높은 논쟁을 통해 동의가 이루어지는 최선의 결과를 낳을 수 있다고 여겨지고 있다(Ruiz et al., 2011).

이러한 이유 때문에 저널리즘이나 커뮤니케이션 연구들에서는 뉴스 미디어의 속성에 따라 어느 미디어의 댓글이 숙의의 형태를 더 많이 띠게 되는지(Rowe, 2015), 숙의 질에 영향을 미치는 댓글의 특성에는 어떠한 것들이 있는지(예: Anderson et al., 2014; Ksiazek, 2018;

Ziegele et al., 2020)등에 대해 연구하여 왔다. 최근 연구에서는 댓글이 뉴스 기사의 신뢰성에 미치는 영향에 대해 연구하면서, 댓글 영역에서 생성되는 논의, 즉 독자들에게 의해 진행되는 논의가 원 글(기사)의 질에도 영향을 미칠 수 있으며, 더 나아가서는 댓글의 역할 또한 그 댓글 하나에 의해서 결정된다기보다 댓글에 덧붙여지는 여러 부가 정보에 따라서도 달라질 수 있음을 시사하고 있다(Naab et al., 2020).

2.2 온라인 댓글과 숙의의 질: 논의되는 토픽의 다양성

숙의는 다양한 방식의 말하기와 이해로 연결되는 주의 깊은 듣기, 대화가 이루어지는 과정과 문제 분석의 조합이라 할 수 있다(Burkhalter et al., 2002). 숙의 과정에서는 여러 이해관계자들의 입장과 이들에 미칠 영향이 고려되어야 하고, 이렇게 고려된 여러 다양한 대안들 중에서 최선의 대안이 끌어내어져야 하므로, 여러 가지 다양한 시각과 이해가 고려되어야 하는 것은 필수라 할 수 있다(Burkhalter et al., 2002). 또한 서로 동의하지 않는 참여자들이 논의하게 되면 여러 다양한 의견이 표출되게 되고, 이렇게 다양한 의견이 논의되었을 때 도출된 결정이 잘 받아들여질 수 있으므로, 다양한 의견의 표출은 숙의 과정의 선행 조건이자 숙의의 결과이기도 하다(Zhang et al., 2013). 나아가, 다양한 의견에 노출되었을 때 상대방의 의견을 더 잘 이해하고 극단의 태도를 줄일 수 있기도 하다(Huckfeldt et al., 2002). 따라서 많은 연구들이 다양성을 핵심 지표로 삼아 온라인 댓글의 숙의의 질을 측정하였다. 예를 들어, Zhang

et al. (2013)은 논의되는 사유의 개수와 상호 존중 정도로 온라인 숙의의 질을 측정하였는데, 특정 주제에 대해 수집된 글의 수만큼 서로 다른 견해가 있으면 가장 높은 다양성 점수를, 수집된 글들에서 단 하나의 견해만 나타나면 가장 낮은 다양성 점수를 주는 방식을 채택하였다. 보다 다양한 지표를 사용하여 숙의의 질을 상세하게 측정하려고 한 연구도 있었는데, Rowe (2015)의 연구에서는 뉴스 콘텐츠와의 토픽 관련성, 의견의 표출, 의견 표출의 방향성, 타당한 근거의 사용, 정보의 출처 사용, 개인적 경험의 적용, 해결책을 위한 대안 제시, 질문의 사용, 다른 참여자와의 상호작용성에 대해 연구자들이 직접 읽고 판단하는 방법을 사용하였다.

이렇게 Rowe (2015)의 연구처럼 숙의의 질을 더 다양한 지표로 살펴보려는 시도도 있기는 했지만, 대부분의 연구에서는 숙의의 질에서 다양성을 무엇보다 중요한 요소로 보았고(Bohman, 2006; Burkhalter et al., 2002; Zhang et al., 2013), 따라서 본 연구에서는 숙의의 질 중 논의되는 토픽의 다양성, 즉 토픽의 수를 숙의의 질을 미루어 짐작해볼 수 있는 지표로 사용하려 한다. 그 이유를 보다 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 첫째, Rowe (2015)의 연구에서 사용한 대부분의 지표는 댓글 하나하나를 연구자가 읽고 주관적인 판단을 통해 만들어지는 것으로, 본 연구와 같이 분석하려는 댓글의 양이 방대할 경우 시행하기 어려운 방법이기 때문이다. 둘째, Rowe (2015)의 연구 분석 결과를 살펴보면, 사용한 다양한 지표 중 정보의 출처 사용, 개인적 경험의 적용, 해결책을 위한 대안 제시, 질문의 사용은 미미한 수준으로 나타났다. 타당한 근거의 사용은 25% 이하로 관찰

되었다. 또한 의견의 표출 및 상호작용성은 뉴스 사이트 댓글이 의견을 표출하고 ‘좋아요’/‘싫어요’를 표시하기 때문에 이미 내재되어 있는 특성이며, 토픽 관련성 측면에서는 98.4%의 댓글이 토픽과 관련되어 있는 것으로 관찰되어 굳이 별도로 살펴볼 필요가 없다고 판단되었기 때문이다. 셋째, 숙의 과정에서 다양한 시각과 이해관계가 고려되는 것은 필수적인 요소인 만큼 숙의의 질은 대체로 특정 이슈에 대해 다양한 시각이 고려되었을 때 높다고 보아지기 때문이다(Burkhalter et al., 2002; Zhang et al., 2013). 넷째, 숙의가 가능하려면 일단 무엇보다도 숙의를 가능하게 하는 입력(input)이 전제되어야 가능하기 때문이다. 즉, 사유의 깊이나 질을 논하기 위해서는 그것을 가능하게 하는 다양한 시각 자체가 존재하느냐가 무엇보다 중요하다(Bohman, 2006).

2.3 온라인 댓글에 추가되는 간접적 정보에 관한 선행 연구

온라인 댓글은 댓글이 모이고 교환되며 사회적 정보의 성격을 띠게 된다(Manosevitch and Walker, 2009). 그런데 온라인 댓글이 달리는 사이트에서 사회적 정보로서 기능하는 것은 댓글 뿐 아니라, 댓글과 함께 제공되는 ‘좋아요’ 혹은 ‘싫어요’ 같은 부가적 정보들도 있다. Peter et al. (2014)은 이러한 사회적 정보를 직접적 정보와 간접적 정보로 나누고 있는데 직접적 정보는 댓글 자체를, 간접적 정보는 글 자체에 대한 ‘좋아요’나 댓글에 달린 ‘좋아요’를 지칭하고 있다. 간접적 사회적 정보인 댓글에 대한 ‘좋아요’는 댓글과 더불어 독자의 뉴스 콘

텐츠에 대한 인지에도 영향을 미칠 수 있다. 일례로 비판적 댓글은 독자가 뉴스 기사의 신뢰성을 낮게 인지하게 하는 경향이 있는데, 이 경향은 비판적 댓글이 ‘좋아요’를 받았는지 여부에 좌우되었다. 즉, 비판적 댓글에 ‘좋아요’가 달렸을 경우 그렇지 않은 경우보다 독자가 뉴스 콘텐츠에 가지는 신뢰도가 더 저하되었다(Naab et al., 2020).

댓글이 직접적 사회적 정보로서 명확하고, 개별적이며, 생생하고, 접근 가능한 사회적 정보를 제공한다면, ‘좋아요’ 숫자의 합계는 집단의 평가로 인지된다(Wohn et al., 2016). 즉, ‘좋아요’ 버튼을 누르는 것은 의견을 표현하기 위해 매우 최소한의 노력만을 들이는 것이지만(Sarapin and Morris, 2014; Sklan, 2013), 실제 ‘좋아요’의 개별 의미와는 상관없이 이것들의 모음은 통계적 요약 정보와 유사하게 지지의 요약 정보가 되어 독자에게 영향을 미치게 된다(Lee and Jang, 2010).

이러한 간접적 정보의 표시는 독자의 댓글에 대한 태도와 정보의 습득 결과를 바꾸기도 한다. ‘좋아요’가 특정 시각을 지지하는 댓글에 표시되면 ‘좋아요’가 표시되지 않은 같은 내용의 댓글보다 독자에게 긍정적인 태도를 불러 일으키거나(Peter et al., 2014), 편향된 정보라고 하더라도 여론에 대한 힌트로 작용하여 받아들여지게 되기도 한다(Porten-Cheé and Eilders, 2020). 이러한 정보가 휴리스틱 신호(heuristic cue)가 되어 정보의 신뢰성을 평가하거나(Porten-Cheé et al., 2018), 다른 이들이 해당 이슈에 대해 어떻게 생각하는지에 대해 규범이라고 할 수 있는 정보가 되기 때문이다(Go et al., 2014). 즉, 높은 ‘좋아요’ 숫자가 그 댓글이

마치 더 큰 사회적 그룹의 태도나 경험을 대표하는 본보기로 보이게 만드는 것이다(Peter et al., 2014).

그러나 이렇게 ‘좋아요’로 대표되는 간접적 사회적 정보의 효과에도 불구하고 이들의 존재를 고려한 댓글의 구분이 전체 속의 질과 어떠한 관계가 있는지에 대한 구체적인 연구는 제한적으로 존재한다. 관련된 연구의 몇몇 예를 들면, 간접적 정보에 대한 독자의 인지(Wohn et al., 2016)나 다양한 간접적 정보의 구분(Kalch and Naab, 2018)과 같은 간접적 정보 자체의 근간을 다루는 연구들이나, 댓글을 통한 뉴스 콘텐츠 인지에 영향을 미치는 추가적인 요인을 살펴보는 연구(Naab et al., 2020)와 같이 개별 댓글의 인지를 변화시킬 수 있는 상황적 요인을 살펴보는 연구 등에 머물러 있다. 그러나 댓글에 표시된 ‘좋아요’는 댓글과 함께 노출되고, 이러한 ‘좋아요’ 혹은 ‘싫어요’ 수가 높은 댓글의 경우 상위에 표시되기도 하면서 전체 논의의 내용에 영향을 미칠 수 있다.

또한 ‘좋아요’와 ‘싫어요’는 유사하지만 서로 다른 기능을 수행하기도 한다. 댓글에 반대를 표시하고 싶을 경우 대댓글을 쓰는 방법을 택하기보다 ‘싫어요’를 이용하는 경우가 더 많고 (Kalch and Naab, 2018), 반대되는 의견은 댓글 자체로 표현되기보다 댓글에 추가된 ‘싫어요’로 나타나는 빈도가 높았지만 지지하는 의견을 표현할 때는 이러한 경향이 뚜렷이 보이지 않았다(Wu et al., 2020)는 연구들이 이러한 점을 시사한다.

따라서 간접적 정보에 초점을 맞추어 이러한 간접적 정보가 추가된 댓글과 속의 질에 대한 관계를 살펴보는 것이 댓글로 형성되는 속

의의 질에 대한 보다 정확한 이해를 위하여 필요할 것이다. 그리고 이때 ‘좋아요’로 표시되는 지지 정보와 ‘싫어요’로 표시되는 반대 정보를 구분하여 살펴보는 것 또한 필요할 것이다. 따라서 본 연구에서는 댓글을 댓글에 붙은 ‘좋아요’/‘싫어요’의 간접적 정보에 따라 구분하고 이들의 존재 여부에 따라 속의 질, 즉 전체 댓글에서 이루어진 논의 토픽의 다양성이 어떻게 달라지는지 살펴본다. 나아가 ‘좋아요’, ‘싫어요’가 표시된 강도에 따라서도 이러한 차이가 어떻게 달라지는지 살펴본다.

Ⅲ. 연구 가설

‘좋아요’를 표시하는 행위는 여러 가지 의미로 해석될 수 있는데 대표적으로 동의, 비동의 (approval/disapproval)(Lee and Jang, 2010) 및 공감(empathy)과 사회적 지지(social support)를 꼽을 수 있다(이정, 이순희, 2017). Wohn et al. (2016)의 연구에서는 ‘Like’, ‘Favorite’, ‘Upvote’와 같은 ‘좋아요’ 표시 기능을 준언어적 디지털 어포던스(paralinguistic digital affordance)로 칭하고, 사람들이 이들을 양적, 질적 사회적 지지로 인지한다고 하였다. 본 연구에서는 뉴스 사이트의 온라인 댓글이 친교적 성격을 가지기 보다 대중의 의견으로 보일 수 있는 사회적 정보라는 점에 초점을 맞추어 사회적 지지를 표하는 방법이라 보고 이 개념에 의거하여 댓글 기능의 간접적 정보를 지칭하려 한다. 또한 간접적 정보가 직접적 정보와 별도로 존재하지 않고 직접적 정보에 추가되는 정보라는 것을 강조하려 하였다. 따라서 ‘좋아요’

가 상대적으로 많이 표시된 댓글을 ‘지지 정보 추가 댓글’로, ‘싫어요’가 상대적으로 많이 표시된 댓글을 ‘반대 정보 추가 댓글’로 표기하여 가설을 제시하려 한다.

3.1 지지/반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성과 전체 댓글의 토픽 다양성

전체 댓글은 개별 댓글들의 모임이므로 개별 댓글들을 특정 그룹으로 구성하면 이 그룹과 전체 댓글의 토픽 다양성은 서로 어떠한 관계를 가질 수밖에 없다. 본 연구에서 분류한 지지/반대 정보가 추가된 댓글은 독자가 읽고 지지 혹은 반대를 표시한 댓글들의 모임으로, 이러한 정보가 추가되었다는 것은 댓글 자체가 그만큼 읽혔고(Eranti and Lonkila, 2015), 개인의 의견 형성에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다(Porten-Cheé et al., 2018). 또한, 댓글을 읽고 평가했다는 것은 그만큼 의견을 표출할 가능성을 높여준다(Hong and Park, 2011). 즉, 해당 독자가 댓글을 작성하여 전체 논의를 풍성하게 만들 가능성을 의미하기도 한다. 따라서 지지/반대 정보가 추가된 댓글에서 논의된 토픽의 다양성은 전체 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성과 정의 관계를 가질 것이라 생각할 수 있다. 따라서 다음과 같은 가설을 제시하였다.

H1a: 지지 정보가 추가된 댓글의 토픽 다양성은 전체 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성과 정의 관계를 가질 것이다.

H1b: 반대 정보가 추가된 댓글의 토픽 다양성은 전체 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성과 정의 관계를 가질 것이다.

간단히 버튼을 누름으로써 의견을 표시할 수 있는 기능은 의견을 실제로 외부로 표출하는 정도를 높여주는데, 특히 다른 사람들이 지지한 내용을 반대하고 싶을 때 이러한 기능을 사용하는 정도가 높다(Hong and Park, 2011). 주어진 의견과 반대되는 의견은 표현하기 꺼려하는 경향이 있기 때문이다(Nekmat and Gonzenbach, 2013). 반대를 표시하기 위해서 그 의견에 댓글을 쓰기보다 ‘싫어요’ 버튼을 이용하는 경우가 많다는 것을 보여준 연구(Kalch and Naab, 2018)나 댓글 내용과 반대되는 의견은 댓글 자체로 표현되기보다 댓글에 추가된 반대 표시 정보로 나타나는 빈도가 높았다는 연구(Wu et al., 2020)는 이러한 경향을 잘 보여준다. 따라서 반대 정보 추가 댓글은 댓글로 표시될 수도 있었을 반대 의견이 축약된 상태의 댓글이라고 볼 수 있을 것이다. 다른 말로 하면, 댓글로 표현되었다면 조금 더 다양한 형태로 표현되었을 의견이 ‘싫어요’라는 단순하고 일괄적인, 언어적인 표현을 수반하지 않는 형태의 추가적인 정보로 표현된 의견이라 할 수 있을 것이다(Wu et al., 2020). 그러므로 반대 정보가 추가된 댓글들의 모임에서 발견되는 토픽의 다양성은 지지 정보가 추가된 댓글 모임의 토픽 다양성에 비해 전체 댓글의 다양성에 덜 반영될 수 있고, 결과적으로 전체 댓글의 토픽 다양성은 지지 정보가 추가된 댓글과 더 큰 관련이 있을 것이라고 추측할 수 있다. 따라서 H2와 같은 가설을 제안하였다.

H2: 지지 정보가 추가된 댓글의 토픽 다양성은 반대 정보가 추가된 댓글의 토픽 다양성보다 전체 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성과

더 큰 관계를 가질 것이다.

3.2 강한 지지/반대 정보 추가 댓글의 존재와 전체 댓글의 토픽 다양성

기사에 달리는 어떤 댓글들은 독자로부터 높은 지지 혹은 반대를 받는다. 이렇게 높은 지지 혹은 반대는 댓글이 생성된 초기에 형성되는 경향이 있다(김정훈 등, 2015). 국내 대표적인 뉴스 사이트들은 이렇게 상대적으로 지지 혹은 반대가 강하게 표시된 댓글들을 자동으로 상위에 노출시키거나 최소한 상위에 나열할 수 있는 옵션을 제공하고 있다. 한번 표시된 ‘좋아요’는 이후의 ‘좋아요’ 표시에도 영향을 미치므로(Eranti and Lonkila, 2015) 상위에 댓글이 노출된다는 것은 이후 생성되는 댓글과 댓글의 ‘좋아요’/‘싫어요’ 표시에 영향을 미칠 수 있다는 것이기도 하다. 따라서 전체 댓글에 지지나 반대가 강하게 표시된 댓글들이 있다면 그렇지 않은 경우와 비교했을 때 댓글에서 논의되는 다양성이 달라질 수 있을 것이다. 특히 다른 이들이 어떻게 생각하는지에 민감한 사람들은 이러한 지지/반대 표시들로부터 사회적 의미를 보다 높게 인지하는 경향이 있기 때문에(Wohn et al., 2016) 더욱 그러할 것이다.

특정 선호를 표시하는 의견이 그룹 내에서 지배적인 것처럼 인지되면 그 의견이 영향력이 커지는 경향이 있다(Huckfeldt et al., 2002). 댓글의 경우에도 지지 숫자가 매우 높은 경우, 독자가 인지하는 해당 댓글의 영향력이 높아지기도 하는데, 이것은 높은 지지 숫자가 그 댓글이 마치 더 큰 사회적 그룹의 태도나 경험을 대표하는 본보기처럼 보여지도록 만들기 때문이다

(Peter et al., 2014). 이렇게 지지된 정보는 이후 의견 형성의 기반이 되고 그것과 다른 의견이 형성될 여지를 줄인다(Porten-Cheé et al., 2018). 따라서 강한 지지 추가 정보 댓글의 존재는 이러한 댓글이 사회적으로 이미 보편적인 의견인 것처럼 여겨지게 해서 해당 논의에 치중하게 하고, 더 다양한 논의가 진행되는 것을 저해할 수 있을 것이다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안하였다.

H3: 강한 반대 정보 추가 댓글은 없고 강한 지지 정보 추가 댓글만 존재하는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성은 이러한 두 종류의 댓글이 존재하지 않는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성보다 적을 것이다.

댓글에서 논의되는 토픽의 다양성이 줄어드는 것은 댓글에 대한 반대 숫자가 매우 높은 경우에도 댓글의 내용에서 표출된 의견과 반대되는 의견이 지배적인 의견처럼 보일 수 있어 지지 숫자가 높은 경우와 마찬가지로 현상이 나타날 수 있다. 나아가, 부정적 자극은 긍정적인 자극보다 더 강하게 기억되기 때문에(Baumeister et al., 2001), 강한 반대 정보가 추가된 댓글의 내용이 독자에게 강한 인상으로 남게 되어 논의의 범위를 좁힐 수 있을 것이다. 또한 댓글은 뉴스 콘텐츠를 읽는 독자들이 뉴스를 평가하는데 영향을 미치기도 하는데, 특히 정보를 향한 적대감은 독자들이 정보를 편향되게 인지하게 하기도 한다(Gearhart et al., 2020). 댓글에 붙은 ‘싫어요’는 이러한 적대감의 표현으로 볼 수 있고, 높은 ‘싫어요’ 수는 개개인의 적대감이 응집된 높은 수준의 적대감의 표현으로 볼 수

있다. 그러므로 이렇게 ‘싫어요’ 수가 높은 댓글, 즉 강한 반대 정보가 추가된 댓글이라면 독자의 정보 편향성에 영향을 미쳐 논의의 다양성에 영향을 미칠 수 있을 것이다. 따라서 강한 반대를 표시한 댓글이 존재할 경우 이들 댓글은 독자에게 더 강하게 각인될 수 있으며 이들 댓글의 논의 주제로 전체 댓글의 논의 주제가 좁혀지는 효과를 가져올 수 있을 것이다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안하였다.

H4: 강한 지지 정보 추가 댓글은 없고 강한 반대 정보 추가 댓글만 존재하는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성은 이러한 두 종류의 댓글이 존재하지 않는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성보다 적을 것이다.

그렇다면 강한 지지 정보 추가 댓글만 있거나 강한 반대 정보 추가 댓글만 있는 두 경우의 전체 댓글 토픽 다양성을 서로 비교한다면 어떤 결과가 나올까? Wu et al. (2020)의 연구에서 반대되는 의견은 댓글 자체로 표현되기보다 댓글에 추가된 반대 표시 정보로 나타나는 빈도가 높았지만 지지하는 의견을 표현할 때는 이러한 경향이 뚜렷이 보이지 않았다. 또한 지지 표시가 높거나 반대 표시가 높은 경우 모두 지배적인 의견처럼 보여 논의의 다양성을 줄이는 효과가 있을 수 있으나(Huckfeldt et al., 2002; Porten-Cheé et al., 2018), 반대의 경우는 부정적인 의견이기 때문에 부정적 자극이 더 강하게 기억되는 효과(Baumeister et al., 2001)와 맞물려 논의의 다양성을 더욱 줄일 수 있을 것이다. 그러므로 강한 지지 정보가 추가된 댓글보다 강한 반대 정보가 추가된 댓글이 더 반

대 의견을 압축한 형태를 띠고 따라서 강한 반대 정보 추가 댓글만 존재하는 경우 강한 지지 정보 추가 댓글만 존재하는 경우보다 토픽의 다양성이 적을 것이다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안하였다.

H5: 강한 지지 정보 추가 댓글은 없고 강한 반대 정보 추가 댓글만 존재하는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성은 강한 반대 정보 추가 댓글은 없고 강한 지지 정보 추가 댓글만 존재하는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성보다 적을 것이다

나아가 강하게 지지된 댓글과 반대된 댓글이 모두 존재하는 경우 전체 댓글의 토픽 다양성이 줄어드는 경향이 더욱 강해질 것이라고 생각해볼 수 있다. 사람들은 자신의 입장을 지지하고 이미 가지고 있는 시각을 강화하는 정보를 더 중시하는 경향이 있고, 자신들의 입장을 지키기 위해 자신들의 관점과 다른 정보에 항변하는 경향이 있다(Ditto and Lopez, 1992; Taber and Lodge, 2006). 따라서 강하게 지지된 댓글과 강하게 반대된 댓글이 동시에 존재한다는 것은 댓글의 작성자와 독자가 몇몇 특정 시각을 강화하기 위해 논쟁을 벌인 결과라고 생각해볼 수 있다. 이러한 경우 각각의 입장을 대변하는데 초점이 맞춰지기 때문에 그렇지 않은 경우보다 다양한 논의가 부족할 것이라 생각할 수 있다. 즉, 강한 지지와 반대가 표시된 의견들의 존재는 의견의 양극화를 낼 수 있다(Asker and Dinas, 2019). 거꾸로 강하게 지지되거나 반대된 의견의 존재는 의견이 이미 다양하게 분포하지 않고 양극화된 결과일 수도 있다

(Taber and Lodge, 2006). 따라서 강하게 지지된 댓글과 강하게 반대된 댓글이 모두 존재하는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성은 그렇지 않은 경우(강하게 지지/반대된 댓글 모두가 없거나, 강하게 지지된 댓글만 있거나, 강하게 반대된 댓글만 있는 경우)보다 그 다양성이 적을 것이라는 가설을 제안하였다.

H6: 강한 지지 정보 추가 댓글과 강한 반대 정보 추가 댓글이 모두 존재하는 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성은 a) 이러한 두 종류의 댓글이 모두 존재하지 않는 경우, b) 강한 지지 정보 추가 댓글은 있으나 강한 반대 정보 추가 댓글은 없는 경우, c) 강한 반대 정보 추가 댓글은 있으나 강한 지지 정보 추가 댓글은 없는 경우의 기사의 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성보다 적을 것이다.

IV. 연구 방법

가설 검증을 위해 먼저 댓글을 수집할 뉴스 사이트를 선정하였다. 가설 검증을 위해서는 지지와 반대 정보가 모두 표시된 댓글 데이터가 필요하였다. 따라서 지지/반대 표시 기능을 제공하는 사이트들 중에서, 특정 뉴스 미디어의 성격이 왜곡 반영되는 것을 막기 위해 서로 다른 성향을 보인다고 여겨지는 대표적인 다섯개의 사이트(조선, 중앙, 동아, 한겨레, 경향)를 선

정하였다. 댓글을 수집할 대상이 되는 기사는 토론을 유발하는 성격이 있어 지지와 반대 의견이 댓글에 표시될 만한 기사나 사설을 대상으로 무작위로 선정하였다. 이렇게 선정된 기사들의 전체 댓글을 Python의 Selenium 라이브러리를 사용하여 작성한 scraping 프로그램을 이용하여 수집하였다. 이후 댓글 수가 5개보다 적어 유의미한 토픽 모델링 적용이 어려운 기사는 제외하였다. 그 결과 3,220개의 기사와 84,739개의 댓글이 수집되었다.

다음으로 개별 댓글에 표시된 지지, 반대 수에 따라 각각을 지지 정보 추가 댓글과 반대 정보 추가 댓글로 분류하는 작업이 필요하였다. 개별 댓글 별로 지지와 반대 표시 합(10%)¹⁾을 기준으로 삼고 어느 한쪽이 다른 한쪽에 이 기준값을 더한 수보다 큰 경우 지지 정보 추가 댓글 혹은 반대 정보 추가 댓글로 구분하였다. 즉, 개별 댓글마다 기준값을 계산하여, 이 기준값과 반대 수를 합한 수보다 지지 수가 클 경우 지지 정보 추가 댓글로, 이 기준값과 지지 수를 합한 것보다 반대 수가 클 경우 반대 정보 추가 댓글로 구분하였다²⁾. 그 결과 지지 정보 추가 댓글이나 반대 정보 추가 댓글 어느 쪽으로도 구분되지 않는 댓글만 존재하는 기사가 3개(총 댓글 16개, 지지/반대 정보 추가 댓글 각 0개), 지지 정보 추가 댓글로 분류되는 댓글이 없고 반대 정보 추가 댓글로 분류되는 댓글만 있는 기사는 5개(총 댓글 27개, 지지 정보 추가 댓글 0개, 반대 정보 추가 댓글 20개), 지지 정보 추가 댓글로 분류되는 댓글은 있지만 반대

1) 이 비율을 10%, 20%, 30%로 조정하여 확인한 결과 회귀분석을 통한 변수들 관계가 변하지 않았다. 따라서 분석에 사용하는 데이터 수를 최대한 확보하고자 10% 비율을 사용하였다.
2) 지지 정보 추가 댓글로 구분되는 경우: $\text{지지 수} > (\text{지지 수} + \text{반대 수}) \times 10\% + \text{반대 수}$
반대 정보 추가 댓글로 구분되는 경우: $\text{반대 수} > (\text{지지 수} + \text{반대 수}) \times 10\% + \text{지지 수}$

정보 추가 댓글로 분류되는 댓글은 없는 경우가 822개(총 댓글 10,311개, 지지 정보 추가 댓글 9,734개, 반대 정보 추가 댓글 0개), 지지/반대 추가 정보 댓글로 분류되는 댓글 모두가 존재하는 기사가 2,390개(총 댓글 74,385개, 지지 정보 추가 댓글 58,666개(78.87%), 반대 정보 추가 댓글 12,190개(16.39%))였다. 본 연구의 초점은 지지 정보 추가 댓글과 반대 정보 추가 댓글을 비교 분석하는 것에 있으므로, 지지 정보 추가 댓글과 반대 정보 추가 댓글로 구분되는 댓글이 모두 존재하는 2,390개의 기사만을 이후 분석에 사용하였다. 2,390개의 기사와 여기에 해당되는 74,385개의 댓글에 대한 기술통계는 <표 1>에 요약하였다.

다음으로 댓글에서 논의되는 토픽의 다양성을 살펴보기 위하여 Latent Dirichlet Allocation (LDA) 토픽 모델링을 통하여 토픽의 수를 추출하였다. 토픽 모델링은 대상이 되는 글 안에 몇 개의 주제가 존재하는지를 확인할 수 있는 기

계 학습 방법(Blei et al., 2003)으로 텍스트에서 주제를 확인하는 다양한 연구에 이용되고 있다(손애린 등, 2020; 야오즈옌 등, 2020; 이소현 등, 2019; 홍태호 등, 2018). Python의 LDA 토픽 모델링 라이브러리인 gensim을 이용하여 토픽 모델링을 시행하였으며, 기사별 전체 댓글에 대한 토픽 수와 지지/반대 정보 추가 댓글로 분류되는 댓글의 토픽 수를 도출하였다. 토픽 모델링에서 토픽 수를 결정하는 방법으로는 coherence 변화값을 이용하였다. coherence를 이용하는 방법은 최적의 토픽 수를 결정하기 위하여 보편적으로 쓰이는 방법으로, 토픽 수에 따른 coherence 값이 토픽 수가 증가함에 따라 같이 증가하다가 최적 토픽 수에 도달한 이후에 감소하는 경향이 있다는 것에 착안하고 있다(Newman et al., 2010). 따라서 기사별로 댓글들에서 추출할 토픽 수를 1에서부터 하나씩 증가시켜가며 이에 따른 coherence 값을 계산한 후, 이 값이 이전보다 줄어들기 직전 토픽

<표 1> 기사 단위 통계(평균)

분야	개수	댓글 수	댓글 길이 (글자 수)	지지 정보 추가 댓글 수	반대 정보 추가 댓글 수	지지 수	반대 수
정치	932	38.29	134.73	29.39	6.81	1780.15	507.45
사회	414	25.06	129.49	19.84	3.91	1034.78	240.07
국방, 외교	328	32.62	141.95	26.71	5.07	1483.48	254.41
국제	316	26.25	122.61	21.70	3.80	1230.61	216.47
경제	153	24.71	127.20	20.53	3.29	1000.12	148.33
역사	54	28.94	115.66	24.50	3.31	998.63	178.04
종교	49	16.96	156.63	10.10	4.61	373.59	173.55
인물	46	19.78	119.95	15.26	3.22	725.67	165.87
문화	35	17.06	97.38	12.43	3.11	462.17	125.54
스포츠	20	18.35	114.34	15.10	2.50	561.30	106.25
기타	11	56.09	116.32	51.09	3.09	2457.18	232.09
건강	10	25.70	130.36	19.00	3.10	592.30	110.30
과학	9	17.44	135.27	12.44	3.89	310.00	103.67
음식	7	18.71	125.78	12.14	3.43	1000.71	597.86
교육	6	19.50	136.65	16.50	2.33	306.67	72.17
전체	2,390	31.12	131.72	24.55	5.10	1,378.06	329.85

수를 최종 토픽 수로 하였다. 전체 댓글, 지지 정보 추가 댓글, 반대 정보 추가 댓글에서 도출된 토픽 수는 1개에서 9개 사이였으며, 각각의 토픽 수에 해당하는 기사 수를 <표 2>에 정리하였다. 전체 댓글, 지지 정보 추가 댓글, 반대 정보 추가 댓글 모두 토픽 수가 1개 도출되는 기사가 각각 1,187개, 1,161개, 1,297개로 가장 많았고, 전체 댓글의 경우 75.74%, 지지 정보 추가 댓글의 경우 73.60%, 반대 정보 추가 댓글의 경우 74.14%가 토픽 수가 1개에서 3개 사이였다. 이는 이들 댓글이 특정 기사에 대한 의견 표시인만큼 많은 수의 토픽에 대해 이야기하기 보다는 몇 개의 한정된 토픽에 관해 의견을 나눈다는 것을 시사한다. 전체 댓글, 지지 정보 추가 댓글, 반대 정보 추가 댓글 모두 분야별로는 토픽 수의 유의미한 통계적 차이를 보이지 않았다(분산분석(ANOVA: Analysis of Variance) 결과 각각 $F=1.46, 1.27, 0.85$).

다음으로, 분석에서 사용될 논의의 토픽 다양성 값은 토픽 수 자체가 아니라 댓글 수 대비 토픽 수로 변환하였다. 같은 수의 토픽이 논의될 경우 많은 수의 댓글보다 더 적은 수의 댓글에서 그러한 논의를 하는 것이 상대적으로 댓글이 보여주는 논의의 토픽 다양성이 더 높으

므로 다양성을 측정할 때는 글 수 대비 주제 수를 계산해야 하기 때문이다(Zhang et al., 2013). 따라서 전체 댓글의 토픽 다양성은 기사 전체 댓글 대비 토픽 수의 비율로, 지지 정보 추가 댓글의 토픽 다양성은 지지 정보 추가 댓글 수 대비 이들 댓글의 토픽 수 비율로, 반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성은 반대 정보 추가 댓글 수 대비 이들 댓글의 토픽 수 비율로 변환하였다.

마지막으로, 지지/반대 추가 정보의 정도를 살펴 강한 지지 정보 추가 댓글과 강한 반대 정보 추가 댓글을 식별하였다. 이를 위해 전체 댓글의 지지 수 합과 반대 수 합의 차이를 구한 후 이 차이의 상위 25%를 가르는 값을 강한 정도를 판단하는 기준값으로 삼았다(지지 정보 추가 댓글의 경우 64, 반대 정보 추가 댓글의 경우 36). 이후 개별 댓글의 지지 수와 반대 수 차이가 이 기준값보다 클 경우 강한 지지/반대 정보 추가 댓글로 구분하였다. 즉, 지지 정보 추가 댓글 중에서 지지 수와 반대 수의 차이가 64보다 크면 그 댓글은 강한 지지 정보 추가 댓글로, 반대 정보 추가 댓글 중에서 반대 수와 지지 수의 차이가 36보다 크면 그 댓글은 강한 반대 정보 추가 댓글로 분류하였다. 그 결과 14,528

<표 2> 토픽 수 별 기사 수

토픽 수	전체 댓글의 경우	지지 정보 추가 댓글의 경우	반대 정보 추가 댓글의 경우
1	1,187 (49.67%)	1,161 (48.58%)	1,297 (54.27%)
2	623 (26.07%)	598 (25.02%)	475 (19.87%)
3	327 (13.68%)	342 (14.31%)	327 (13.68%)
4	134 (5.61%)	147 (6.15%)	179 (7.49%)
5	72 (3.01%)	84 (3.51%)	75 (3.14%)
6	31 (1.30%)	38 (1.59%)	26 (1.09%)
7	11 (0.46%)	15 (0.63%)	7 (0.29%)
8	4 (0.17%)	4 (0.17%)	3 (0.13%)
9	1 (0.04%)	1 (0.04%)	1 (0.04%)

개의 지지 정보 추가 댓글이 강한 지지 정보 추가 댓글로, 3,155개의 반대 정보 추가 댓글이 강한 반대 정보 추가 댓글로 분류되었다. 이 작업을 마친 후, 기사들을 강한 지지 정보 추가 댓글/반대 정보 추가 댓글 포함 여부에 따라 1) 강한 지지/반대 정보 추가 댓글 없음, 2) 강한 지지 정보 추가 댓글만 있음, 3) 강한 반대 정보 추가 댓글만 있음, 4) 강한 지지 정보 추가 댓글/반대 정보 추가 댓글 모두 있음의 네 개의 그룹으로 구분하였다. 이렇게 구분한 결과에 대한 기술 통계는 <표 3>과 같다. 이 네 개 그룹의 분야별 분포는 부록 1에 수록하였다.

V. 연구 결과

먼저, 가설 H1a, H1b의 검증을 위하여 전체

댓글의 토픽 다양성을 종속 변수로 하는 회귀 분석을 실시하였다. 그 결과는 <표 4>에서 볼 수 있듯이, 지지 정보 추가 댓글의 토픽 다양성과 반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성 모두 전체 댓글의 토픽 다양성과 정의 관계가 있는 것으로 나타났다. 따라서 가설 H1a와 H1b는 지지되었다.

가설 H2를 검증하기 위하여 예측변수와 독립변수의 상관관계를 기반으로 회귀분석 계수를 비교하는 Meng et al. (1992)의 Z-test를 실시하였다. 그 결과 Z값이 13.585($p < 0.001$)로 지지 정보 추가 댓글의 토픽 다양성이 반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성보다 전체 댓글의 토픽 다양성과 더 큰 관계가 있는 것으로 나타났다. 따라서 가설 H2는 지지되었다.

다음으로, 가설 H3, H4, H5, H6을 검증하기 위하여 그룹 간 t-test를 실시하였다. 이 결과는

<표 3> 강한 지지/반대 정보 추가 댓글에 대한 기술 통계

	기사 수	총 댓글 수	지지 정보 추가 댓글 수	반대 정보 추가 댓글 수	강한 지지 정보 추가 댓글 수	강한 반대 정보 추가 댓글 수
강한 지지/반대 정보 추가 댓글 없음	1,216	17,394	12,099	3,474	0	0
강한 지지 정보 추가 댓글만 있음	424	15,850	13,100	1,998	1,922	0
강한 반대 정보 추가 댓글만 있음	85	1,548	1,014	414	0	116
강한 지지/반대 정보 추가 댓글 모두 있음	665	39,593	32,453	6,304	12,606	3,039

<표 4> 전체 댓글의 토픽 다양성을 종속 변수로 하는 회귀분석 결과

독립변수	표준화된 경로계수	t-value (p-value)	가설
지지 정보 추가 댓글의 토픽 다양성	0.526	30.963 ($p < 0.001$)	H1a/채택
반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성	0.156	9.160 ($p < 0.001$)	H1b/채택
R-square	0.324		

<표 5> 그룹 간 전체 댓글의 토픽 다양성 비교 결과

비교 그룹 1	평균 (표준편차)	비교 그룹 2	평균 (표준편차)	t-value (p-value)	가설
강한 지지 정보 추가 댓글 만 있음 (n=424)	0.072 (0.059)	강한 지지/반대 정보 추가 댓글 없음 (n=1,216)	0.191 (0.183)	20.026 (p <0.001)	H3/ 채택
강한 반대 정보 추가 댓글 만 있음 (n=85)	0.168 (0.174)	강한 지지/반대 정보 추가 댓글 없음 (n=1,216)	0.191 (0.183)	1.134 (n.s.)	H4/ 기각
강한 반대 정보 추가 댓글 만 있음 (n=85)	0.168 (0.174)	강한 지지 정보 추가 댓글 만 있음 (n=424)	0.072 (0.059)	5.043 (p <0.001)	H5/ 기각
강한 지지/반대 정보 추가 댓글 모두 있음 (n=665)	0.053 (0.058)	강한 지지/반대 정보 추가 댓글 없음 (n=1,216)	0.191 (0.183)	24.336 (p <0.001)	H6a/ 채택
		강한 지지 정보 추가 댓글 만 있음 (n=424)	0.072 (0.059)	5.300 (p <0.001)	H6b/ 채택
		강한 반대 정보 추가 댓글 만 있음 (n=85)	0.168 (0.174)	6.076 (p <0.001)	H6c/ 채택

<표5>와 같다³⁾. 강한 반대 정보 추가 댓글은 없고 강한 지지 정보 추가 댓글만 있는 경우 이 두 종류의 댓글 모두 존재하지 않는 경우보다 토픽의 다양성이 적어(t =20.026(p<0.001) 가설 H3은 지지되었다. 반대로 강한 지지 정보 추가 댓글은 없고 강한 반대 댓글만 있는 경우를 이 두 종류의 댓글이 모두 없는 경우와 비교한 결과 전자가 후자보다 토픽의 다양성이 적기는 했지만 통계적으로 유의미한 수준은 아니었다(t =1.134(not significant(n.s.)). 따라서 가설 H4는 기각되었다. 강한 반대 정보 추가 댓글만 있는 경우와 강한 지지 정보 추가 댓글만 있는 경우를 비교한 결과 가설에서 예상했던 것과 반대로 강한 지지 정보 추가 댓글만 있는 경우가 더 토픽 다양성이 적은 것으로 드러났다(t =5.043 (p <0.001)). 따라서 가설 H5는 기각되었다. 강한 지지/반대 정보 추가 댓글이 모두 있는 기사의

경우, 그러한 두 종류의 댓글들이 모두 없는 경우, 강한 지지 정보 추가 댓글만 있는 경우, 강한 반대 정보 추가 댓글만 있는 경우의 기사 댓글들 보다 토픽 다양성이 적어 가설 H6a, H6b, H6c는 모두 지지되었다.

VI. 토론 및 시사점

6.1 연구 결과 논의

댓글의 구분에 의한 분석 결과는 의견을 쉽게 표현하고 참조할 수 있는 간접적 정보인 지지/반대 정보가 추가된 댓글에서 논의하는 내용이 전체 댓글의 토픽 다양성의 증가와 관련이 있음을 보여주었다. 이를 통해, 지지 또는 반대 정보가 추가되어 제공되는 댓글의 기능은 전체

3) 가설에서 각 그룹을 나누는 기준은 강한 지지/반대 정보 추가 댓글의 존재 여부이다. 보다 신뢰성 있는 연구 결과 도출을 위해 이 기준을 전체 댓글 대비 강한 지지/반대 정보 추가 댓글의 비율로도 지정하고 추가 테스트를 진행하였다. 이 비율의 기준을 달리한 결과 분석 가능한 그룹 크기를 유지할 수 있는 비율은 10%였으며 이 비율에 의해 그룹을 다시 식별하고 그룹 간 t-test를 진행하여도 그 결과는 변하지 않았다.

댓글에서 논의되는 토픽의 다양성, 즉, 속의의 질을 향상시키는 데 있어 긍정적인 역할을 하고 있음이 검증되었다. 즉, 댓글에 지지와 반대를 표시하는 기능이 온라인 뉴스 사이트에서 속의 이론 메커니즘이 작용하는데 기여하고 있음을 알 수 있다.

강도 측면의 분석 결과, 지지 정도와 반대 정도가 높은 정보가 추가된 댓글이 모두 존재하는 경우는 그렇지 않은 경우 대비 논의 토픽의 다양성이 적어질 수 있는 것으로 나타났다. 즉, 해당 기사에 ‘좋아요’와 ‘싫어요’의 정도가 모두 높은 강한 간접적 정보가 제공된 댓글이 있으면 독자들은 논의에 대한 방향이 이미 강하게 형성되어 있다고 느낄 수 있고, 이후 논의도 관련 토픽으로 양극화되어 한정될 가능성이 커질 수 있다.

강한 지지 정보 추가 댓글만 있는 경우와 강한 지지/반대 정보 추가 댓글이 모두 없는 경우를 비교했을 때는 가설에서 예상한대로 강한 지지 정보 추가 댓글이 존재하는 경우가 토픽 다양성이 높았다. 그러나 강한 반대 정보 추가 댓글만 존재하는 경우는 강한 지지/반대 정보 추가 댓글이 모두 없는 경우와 비교했을 때 토픽 다양성이 높기는 했지만 그 정도가 통계적으로 유의미하지 않았다. 즉, 가설에서 기대했던 것과 달리, 강하게 반대가 표시된 댓글들이 존재하더라도 강하게 지지된 댓글이 같이 존재하지 않으면 논의의 범위를 좁히고 토픽 다양성을 줄이는 효과가 크지 않은 것으로 보인다. 이는 강하게 반대가 표시된 댓글들만 존재하는 경우와 강하게 지지된 댓글들만 존재하는 경우를 비교했을 때 더 잘 드러난다. 가설에서 기대한 것과 달리, 강한 반대 정보 추가 댓글은 없고

강한 지지를 표하는 정보가 추가된 댓글만이 있는 경우는 강한 반대 정보 추가 댓글만 있는 경우 대비 전체적인 토픽의 다양성 정도가 더 낮아질 수 있다는 것이 드러났다. 이 결과는 H1과 H2의 분석 결과와 함께 고려했을 때 더욱 흥미로운 시사점을 제공한다. 지지 정보 추가 댓글의 토픽 다양성은 반대 정보 추가 댓글의 토픽 다양성보다 전체 댓글의 토픽 다양성과 더 큰 관계를 가졌다. 그러나 지지와 반대의 강도까지 고려한다면 지지 정도가 매우 큰 댓글들이 존재할 경우 오히려 반대 정보가 매우 큰 댓글들이 존재하는 경우보다 전체 댓글의 다양성을 낮출 수도 있다는 것이다. 이것은 다음과 같이 해석해 볼 수 있다. 사람들이 뉴스 미디어를 선택할 때는 본인의 정치적 신념 등과 일치하는 뉴스 미디어를 선택하는 경향이 있고 이는 이미 가지고 있는 의견을 강화하는 효과가 있다(Bolin and Hamilton, 2018). 따라서 특정 뉴스 매체를 선택한 독자들은 뉴스 기사 자체에서 제공하는 의견과 일치하는 의견을 가지고 있는 경우가 대부분이고, 이들은 대체로 유사한 댓글을 달고 이들 댓글에 지지를 표현하는 경향이 있을 것이다. 이런 현실에서 댓글에 강한 반대가 표시되었다는 것은 댓글 자체가 대다수 독자와 다른 의견을 표출했다는 이야기가 될 수 있다. 따라서 강하게 반대 표시된 댓글은 서로 비슷한 의견들만 표출된 논의에 다른 시각을 더해 논의의 다양성을 높일 수 있는 것으로 추측된다. 즉, 다수의 비슷한 사람으로 구성된 집단에서 견해가 비슷한 사람들이 모여 이야기를 하는 것 자체는 집단에서 다양한 논의가 오가는데 해가 되지 않으나, 그 다수의 견해가 한 방향으로 모이는 정도가 지나치게 강해지면 소

수의 견해가 다수의 견해와 다르게 표현되는 경우보다 오히려 전체 집단의 다양한 논의를 해칠 수도 있다는 것을 시사한다.

6.2 학문적 의의 및 실무적 시사점

본 연구에서는 온라인 뉴스 댓글에 대한 ‘좋아요’와 ‘싫어요’로 대표되는 간접적 사회적 정보와 숙의의 질 간의 관계를 분석하였다. 본 연구의 학문적 의의는 다음과 같다.

첫째, 온라인 댓글 관련 기존 연구에서는 댓글 및 뉴스의 신뢰성에 대한 연구가 주로 수행되었으나, 최근 들어 댓글에 추가되는 간접적 정보의 중요성이 인지되고 있는 상황이다 (Kalch and Naab, 2018; Naab et al., 2020; Wohn et al., 2016). 이러한 때에 본 연구는 온라인 뉴스 댓글에 대한 기존 연구에서 깊이 있게 다뤄지지 않았던 댓글의 간접적 정보에 초점을 맞추어, 간접적 정보의 방향 및 강도와 논의 토픽의 다양성 간의 관계를 증명한 연구이다. 특히 본 연구에서는 뉴스 기사의 독자들에게 의해 진행되는 논의의 다양성이 댓글의 내용뿐 아니라 거기에 추가된 간접적 부가 정보에 의해 달라질 수 있음을 검증하기 위하여, 빅데이터 분석 방법을 적용하였다. 다량의 데이터 수집 및 텍스트에 대한 LDA 토픽 모델링 분석을 통해 토픽의 다양성 정도를 확인하고 그룹 간 비교 분석함으로써, 댓글의 간접적 사회적 정보의 영향을 객관적 데이터 분석 방법을 통해 실증적으로 입증하였다.

둘째, 본 연구에서는 댓글의 간접적 정보 유형을 ‘강한 지지 또는 강한 반대 정보만 있는 경우, 강한 지지/반대 정보가 모두 있거나 모두

없는 경우’로 세분화하여, 각 유형별 토픽 다양성 발생 정도를 파악하고 그룹 간 비교 분석을 실시하였다. 이를 통해, 단순히 ‘좋아요’/‘싫어요’ 정보 유무만이 아니라, 이들 간접적 정보의 강도로 구분한 조합에 따라 숙의의 질이 어떻게 달라질 수 있는지를 새롭게 검증함으로써, 댓글 정보의 역할 및 기능에 대한 연구에 있어 학문적 지평을 넓히는데 기여하였다. 따라서, 댓글의 간접적 정보에 대한 향후 연구에 있어 본 연구는 유용한 학술적 참조자료가 될 수 있을 것이다.

한편, 본 연구는 다음의 실무적 시사점을 제공한다.

첫째, 온라인 뉴스 콘텐츠 제공 사업자들은 본 연구를 참조하여, 최근 많이 사용되고 있는 댓글의 간접 정보에 순기능과 역기능이 있음을 파악하고, 숙의의 질 향상 측면에서 이들 정보를 어떻게 효과적으로 활용할 수 있는지 고민해 볼 필요가 있다. 본 연구 결과, 지지 및 반대 정보가 추가된 댓글 기능은 기사 댓글에 대한 논의 토픽이 보다 다양해지도록 하는 순기능을 제공하지만, 지지와 반대 강도가 커지고 특히 지지로 쏠리는 간접 정보가 과도하게 제공되게 되면 오히려 논의되는 토픽의 다양성이 저하되는 역기능이 나타날 수 있음을 보여주었다. 온라인 환경에서 숙의 민주주의가 보다 잘 구현되기 위해서는 사람들 간 의견을 나누는 의사소통의 과정에서 다양한 의견이 교환될 수 있도록 하는 숙의의 필수 요건이 잘 갖춰져야 한다. 따라서, 온라인 뉴스 콘텐츠 제공 사업자들은 본 연구를 참조하여, 논의 토픽의 다양성을 보다 향상시킬 수 있도록 댓글의 간접적 정보 구성 방안을 검토해 볼 수 있을 것이다. 예를

들어, 최근 일부 소셜미디어에서 사용하고 있는 것 같이, 뉴스 기사에 대한 댓글의 간접 정보의 종류를 ‘좋아요’/‘싫어요’ 외에 ‘행복해요’, ‘격려해요’, ‘놀랍네요’, ‘슬퍼요’, ‘화나요’ 등 보다 다양하게 표현하는 방법을 검토해 볼 수 있을 것이다. 단, 사람들이 그로 인해 의견을 표하는 것이 복잡하거나 어렵다고 느끼지 않도록 적정 선에서의 확장을 검토하도록 해야 할 것이다.

둘째, 본 연구 결과를 참조하여, 온라인 뉴스 콘텐츠 제공 사업자들은 기사 분야별로 뉴스 기사 댓글에 대한 간접 정보의 표시 전략을 세분화하여 검토해 볼 수 있을 것이다. 본 연구 결과, 강도가 높으면 논의의 다양성이 오히려 적어질 수 있음을 알 수 있었으며, 이러한 결과를 분야별로 적용하는 것을 고려해볼 수 있다. 이러한 점을 감안하여, 다른 이들이 이미 밝힌 지지/반대 경향을 지나치게 강조함으로써 오히려 그와 다른 관점의 새로운 논의 제시가 망설여지는 상황이 발생하지 않도록 하는 방안을 검토해 볼 필요가 있다. 예를 들어, 분야에 따라서 댓글 성향이 한쪽으로 치중되는지를 확인하고, 분야별 적합한 댓글 간접 정보 제공 전략(예: 분야별 간접 정보의 표시 위치와 함께 표시 유무 등)을 신중하게 검토해 볼 수 있을 것이다.

6.3 연구의 한계점과 향후 연구 제언 및 결론

본 연구에서는 댓글의 간접 정보와 숙의의 질의 관계를 분석함으로써 새로운 시사점을 제공하고 있으나 몇 가지 한계점 또한 가지고 있다. 첫째, 본 연구에서는 숙의의 질을 나타내는

지표로서 토픽의 다양성을 사용하였다. 이를 위해 토픽의 다양성이 뉴스 기사 댓글의 숙의의 질을 대표적으로 나타낼 수 있는 좋은 지표임을 설명하였고, 본 연구에서 채택한 방법론이 빅데이터 분석 방법인 만큼 방대한 양의 댓글의 내용 하나하나를 일일이 분석하여 그 질을 판단하는 것은 현실적으로 어렵기 때문에 댓글 수 대비 토픽의 수를 논의의 다양성 지표로 사용하였다. 이를 위해 토픽 모델링 방법을 통해 댓글에서 논의되는 내용들의 토픽의 다양성을 객관적으로 검증하였다. 토픽 모델링으로는 악플 등 논의의 질을 높이지 않는 개별 댓글의 존재를 별도로 파악할 수는 없다. 그러나 이러한 댓글은 ‘싫어요’ 수가 높은 경향을 보이기 때문에 본 연구의 ‘싫어요’ 수가 높은 댓글이 존재하는 경우와 그렇지 않은 경우의 토픽 다양성을 비교 분석한 결과를 통해 이러한 댓글이 존재할 경우를 포함하여 논의의 다양성이 어떻게 달라지는지 유추해 볼 수 있다. 그러나 궁극적으로 향후 연구에서는 숙의의 질을 판단함에 있어 콘텐츠 내용 분석(contents analysis) 등 질적 연구 방법론을 일부 혼합한 방법론을 고려해 봄으로써 숙의의 질을 측정할 수 있는 방법을 보다 다양하게 강구해 볼 수 있을 것이다. 둘째, 본 연구에서는 한국의 대표적인 뉴스 사이트 다섯 개를 대상으로 지지/반대 정보가 표시된 댓글 데이터를 수집하였다. 이 연구에서는 뉴스 기사 댓글에 대한 논의의 다양성을 중심으로 숙의의 질을 연구하였기에 이들 뉴스 사이트를 중심으로 데이터를 수집하고 분석하였다. 그러나 최근 뉴스 콘텐츠들은 이와 같이 개별 뉴스 사이트를 통해서만 제공되는 것이 아니라 소셜 미디어 등 다른 매체와 연계되어 뉴

스 콘텐츠가 전달되기도 한다. 본 연구에서는 댓글의 지지/반대 표시에 개인의 독립된 의견이 아니라 소셜 미디어에 뉴스를 포스팅하는 게시자의 의견이 반영되는 것을 제한하기 위하여 이들 매체들은 제외하였으나, 향후에는 미디어 유형별 댓글 간접 정보의 영향력 차이를 비교 분석해 볼 수 있을 것이다. 끝으로, 본 연구는 한국의 뉴스 사이트를 중심으로 조사된 연구이다. 댓글의 간접 정보와 숙의의 질 간의 관계는 문화적 배경이 다른 경우 그 결과가 다르게 나타날 수 있을 것이다. 따라서, 향후 연구에서는 문화적 상황이 다른 국가별 비교 연구를 수행해 볼 수 있을 것이다.

온라인 환경에서의 사회적 참여 활동이 증가함에 따라, 그에 따른 다양한 순기능과 역기능이 나타나고 있으며, 국가/사회적으로 이로 인한 부작용은 가능한 줄이고 긍정적인 기능이 최대한 선순환 되게 하고자 각종 노력을 기울이고 있다. 특히 온라인 콘텐츠에 대한 댓글 공유 기능은 다양한 의견을 자유롭게 표현하고 사람들 간 상호작용을 가능하게 함으로써 바람직한 숙의 민주주의가 온라인 상에서 정착될 수 있도록 하는데 긍정적인 역할도 하고 있기에, 악성 댓글 등의 일부 폐해가 있음에 불구하고 결코 쉽게 없애 버릴 수 없는 중요한 기능으로 평가되고 있다. 그러므로 댓글의 역할과 댓글에서 제공하는 정보의 기능에 대한 보다 심층적인 다측면의 연구가 필요한 시점이다. 이에, 본 연구에서는 뉴스 댓글의 간접적인 사회적 정보의 영향력을 지지/반대 정보의 존재 및 강도를 고려하여 다양한 경우들을 비교 검증함으로써 온라인 상에서 숙의의 질을 향상시키기 위해 고려해야 할 과제를 새롭게 제시하였다.

참고문헌

- 김정훈, 송영은, 진윤선, 권오병, “텍스트마이닝을 통한 댓글의 공감도 및 비공감도에 영향을 미치는 댓글의 특성 연구,” 한국 IT서비스학회지, 제14권, 제2호, 2015, pp. 159-176.
- 손애린, 신왕수, 이준기, “텍스트 마이닝 기반의 자산관리 핀테크 기업 핵심 요소 분석: 사용자 리뷰를 바탕으로,” 정보시스템 연구, 제 29권, 제 4호, 2020, pp. 137-151.
- 야오즈옌, 김은미, 홍태호, “온라인 리뷰의 텍스트 마이닝에 기반한 한국방문 외국인 관광객의 문화적 특성 연구,” 정보시스템 연구, 제 29권, 제 4호, 2020, pp. 171-191.
- 이소현, 김민수, 김희웅, “위라벨 이슈 비교 분석: 한국과 미국,” 정보시스템연구, 제 28권, 제2호, 2019, pp. 153-179.
- 이정, 이순희, “소셜 미디어 상 ‘좋아요’를 누르는 행위를 인식함에 있어 남녀 차이에 대한 탐색적 연구: 공감 혹은 지지, 그리고 관계 강화 혹은 정보 공유,” Information Systems Review, 제 19권, 제1호, 2017, pp. 101-121.
- 홍태호, 니우한잉, 임강, 박지영, “LDA를 이용한 온라인 리뷰의 다중 토픽별 감성분석 - Tripadvisor 사례를 중심으로,” 정보시스템연구, 제27권, 제1호, 2018, pp. 89-110.
- Anderson, A. A., Brossard, D., Scheufele, D. A., Xenos, M. A., and Ladwig, P., “The

- “Nasty Effect:” Online Incivility and Risk Perceptions of Emerging Technologies,” *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol. 19, No. 3, 2014, pp. 373-387.
- Asker, D., and Dinas, E., “Thinking Fast and Furious: Emotional Intensity and Opinion Polarization in Online Media,” *Public Opinion Quarterly*, Vol. 83, No. 3, 2019, pp. 487-509.
- Baumeister, R. F., Bratslavsky, E., Finkenauer, C., and Vohs, K. D., “Bad Is Stronger Than Good,” *Review of General Psychology*, Vol. 5, No. 4, 2001, pp. 323-370.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I., “Latent Dirichlet Allocation,” *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, 2003, pp. 993-1022.
- Bohman, J., “Deliberative Democracy and the Epistemic Benefits of Diversity,” *Episteme*, Vol. 3, No. 3, 2006, pp. 175-191.
- Bolin, J. L., and Hamilton, L. C., “The News You Choose: News Media Preferences Amplify Views on Climate Change,” *Environmental Politics*, Vol. 27, No. 3, 2018, pp. 455-476.
- Burkhalter, S., Gastil, J., and Kelshaw, T., “A Conceptual Definition and Theoretical Model of Public Deliberation in Small Face-to-Face Groups,” *Communication Theory*, Vol. 12, No. 4, 2002, pp. 398-422.
- Chambers, S., “Deliberative Democratic Theory,” *Annual Review of Political Science*, Vol. 6, No. 1, 2003, pp. 307-326.
- Diakopoulos, N., and Naaman, M., “Towards Quality Discourse in Online News Comments,” in *Proceedings of the Proceedings of the ACM 2011 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, 2011, pp. 133-142.
- Ditto, P. H., and Lopez, D. F., “Motivated Skepticism: Use of Differential Decision Criteria for Preferred and Nonpreferred Conclusions,” *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 63, No. 4, 1992, p. 568.
- Eranti, V., and Lonkila, M., “The Social Significance of the Facebook Like Button,” *First Monday*, Vol. 20, No 6, 2015.
- Gearhart, S., Moe, A., and Zhang, B., “Hostile Media Bias on Social Media: Testing the Effect of User Comments on Perceptions of News Bias and Credibility,” *Human Behavior and Emerging Technologies*, Vol. 2, No. 2, 2020, pp. 140-148.
- Go, E., Jung, E. H., and Wu, M., “The Effects of Source Cues on Online News Perception,” *Computers in Human Behavior*, Vol. 38, 2014, pp. 358-367.
- Hong, J., and Park, H. S., “User Ratings and

- Willingness to Express Opinions Online,” *International Journal of Marketing Studies*, Vol. 3, No. 2, 2011, p. 2.
- Huckfeldt, R., Johnson, P. E., and Sprague, J., “Political Environments, Political Dynamics, and the Survival of Disagreement,” *Journal of Politics*, Vol. 64, No. 1, 2002, pp. 1-21.
- Kalch, A., and Naab, T. K., “Replying, Disliking, Flagging: How Users Engage with Uncivil and Impolite Comments on News Sites,” *SCM Studies in Communication and Media*, Vol. 6, No. 4, 2018, pp. 395-419.
- Ksiazek, T. B., “Commenting on the News: Explaining the Degree and Quality of User Comments on News Websites,” *Journalism Studies*, Vol. 19, No. 5, 2018, pp. 650-673.
- Lee, E.-J., and Jang, Y. J., “What Do Others’ Reactions to News on Internet Portal Sites Tell Us? Effects of Presentation Format and Readers’ Need for Cognition on Reality Perception,” *Communication Research*, Vol. 37, No. 6, 2010, pp. 825-846.
- Manosevitch, E., and Walker, D., “Reader Comments to Online Opinion Journalism: A Space of Public Deliberation,” in *Proceedings of the International Symposium on Online Journalism*, 2009, pp. 1-30.
- Meng, X.-L., Rosenthal, R., and Rubin, D. B., “Comparing Correlated Correlation Coefficients,” *Psychological Bulletin*, Vol. 111, No. 1, 1992, p. 172.
- Metzger, M. J., Flanagin, A. J., and Medders, R. B., “Social and Heuristic Approaches to Credibility Evaluation Online,” *Journal of Communication*, Vol. 60, No. 3, 2010, pp. 413-439.
- Naab, T. K., Heinbach, D., Ziegele, M., and Grasberger, M. T., “Comments and Credibility: How Critical User Comments Decrease Perceived News Article Credibility,” *Journalism Studies*, Vol. 21, No. 6, 2020, pp. 783-801.
- Nekmat, E., and Gonzenbach, W. J., “Multiple Opinion Climates in Online Forums: Role of Website Source Reference and within-Forum Opinion Congruency,” *Journalism & Mass Communication Quarterly*, Vol. 90, No. 4, 2013, pp. 736-756.
- Newman, D., Lau, J. H., Grieser, K., and Baldwin, T., “Automatic Evaluation of Topic Coherence,” in *Proceedings of the Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, 2010, pp. 100-108.
- Peter, C., Rossmann, C., and Keyling, T., “Exemplification 2.0,” *Journal of Media Psychology*, 2014.

- Porten-Cheé, P., and Eilders, C., “The Effects of Likes on Public Opinion Perception and Personal Opinion,” *Communications*, Vol. 45, No. 2, 2020, pp. 223-239.
- Porten-Cheé, P., Haßler, J., Jost, P., Eilders, C., and Maurer, M., “Popularity Cues in Online Media: Theoretical and Methodological Perspectives,” *SCM Studies in Communication and Media*, Vol. 7, No. 2, 2018, pp. 208-230.
- Price, V., *Public Opinion*: Sage, 1992.
- Rowe, I., “Deliberation 2.0: Comparing the Deliberative Quality of Online News User Comments across Platforms,” *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol. 59, No. 4, 2015, pp. 539-555.
- Ruiz, C., Domingo, D., Micó, J. L., Díaz-Noci, J., Meso, K., and Masip, P., “Public Sphere 2.0? The Democratic Qualities of Citizen Debates in Online Newspapers,” *The International Journal of Press/Politics*, Vol. 16, No. 4, 2011, pp. 463-487.
- Sarapin, S., and Morris, P., “When ‘Like’-Minded People Click: Facebook Interaction Conventions, the Meaning of ‘Speech’ Online, and Bland V. Roberts,” *First Amendment Studies*, Vol. 48, No. 2, 2014, pp. 131-157.
- Sklan, A. D., “@ Socialmedia: Speech with a Click of a Button-# Socialsharingbuttons,” *Cardozo Arts & Ent. LJ*, Vol. 32, 2013, p. 377.
- Taber, C. S., and Lodge, M., “Motivated Skepticism in the Evaluation of Political Beliefs,” *American Journal of Political Science*, Vol. 50, No. 3, 2006, pp. 755-769.
- Wendelin, M., Engelmann, I., and Neubarth, J., “User Rankings and Journalistic News Selection: Comparing News Values and Topics,” *Journalism Studies*, Vol. 18, No. 2, 2017, pp. 135-153.
- Wohn, D. Y., Carr, C. T., and Hayes, R. A., “How Affective Is a ‘Like’?: The Effect of Paralinguistic Digital Affordances on Perceived Social Support,” *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Vol. 19, No. 9, 2016, pp. 562-566.
- Wu, T.Y., Oeldorf-Hirsch, A., and Atkin, D., “A Click Is Worth a Thousand Words: Probing the Predictors of Using Click Speech for Online Opinion Expression,” *International Journal of Communication*, Vol. 14, 2020, p. 20.
- Zhang, W., Cao, X., and Tran, M. N., “The Structural Features and the Deliberative Quality of Online Discussions,” *Telematics and Informatics*, Vol. 30, No. 2, 2013, pp. 74-86.
- Ziegele, M., Quiring, O., Esau, K., and Friess, D., “Linking News Value Theory with Online Deliberation: How News

Factors and Illustration Factors in News Articles Affect the Deliberative Quality of User Discussions in SNS'comment Sections,” *Communication Research*, Vol. 47, No. 6, 2020, pp. 860-890.

부록 1. 강한 지지/반대 정보 추가 댓글 그룹 각각의 분야 별 댓글 분포

분야	강한 지지/반대 정보 추가 댓글 모두 있음	강한 지지 정보 추가 댓글만 있음	강한 반대 정보 추가 댓글만 있음	강한 지지/반대 정보 추가 댓글 없음	개수
정치	296 (31.76%)	169 (18.13%)	24 (2.58%)	443 (47.53%)	932
사회	87 (21.01%)	64 (15.46%)	27 (6.52%)	236 (57.00%)	414
국방, 외교	108 (32.93%)	60 (18.29%)	7 (2.13%)	153 (46.65%)	328
국제	101 (31.96%)	51 (16.14%)	6 (1.90%)	158 (50.00%)	316
경제	34 (22.22%)	34 (22.22%)	3 (1.96%)	82 (53.59%)	153
역사	12 (22.22%)	21 (38.89%)	2 (3.70%)	19 (35.19%)	54
종교	3 (6.12%)	0 (0.00%)	5 (10.20%)	41 (83.67%)	49
인물	7 (15.22%)	9 (19.57%)	3 (6.52%)	27 (58.70%)	46
문화	5 (14.29%)	2 (5.71%)	5 (14.29%)	23 (65.71%)	35
스포츠	5 (25.00%)	4 (20.00%)	1 (5.00%)	10 (50.00%)	20
기타	4 (36.36%)	3 (27.27%)	1 (9.09%)	3 (27.27%)	11
건강	1 (10.00%)	3 (30.00%)	0 (0.00%)	6 (60.00%)	10
과학	0 (0.00%)	4 (44.44%)	0 (0.00%)	5 (55.56%)	9
음식	1 (14.29%)	0 (0.00%)	0 (0.00%)	6 (85.71%)	7
교육	1 (16.67%)	0 (0.00%)	1 (16.67%)	4 (66.67%)	6
전체	665 (27.82%)	424 (17.74%)	85 (3.56%)	1216 (50.88%)	2,390

_____ ‘좋아요’와 ‘싫어요’같은 간접적 사회적 정보의 방향과 강도는 온라인 뉴스 콘텐츠 댓글의 속어의 질과 어떤 관련이 있는가? 토픽 모델링을 이용한 토픽 다양성 분석

민 진 영 (Min, Jin Young)



KAIST 경영대학에서 경영 정보시스템 전공으로 박사학위를 취득하였다. 현재 조선대학교 경상대학 경영학부에서 부교수로 재직 중이며, 주요 관심 분야는 Social Media, Human and Computer Interaction 등이다.

이 애 리 (Lee, Ae Ri)



KAIST에서 테크노 경영 전공으로 석사학위를 취득하고, 연세대학교에서 정보시스템학 박사학위를 취득하였다. KT에 근무하면서 경영전략과 신사업 개발을 수행하였고, 현재 상명대학교 경영학부 조교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 Social Media, Business Intelligence 등이다.

<Abstract>

How Are the Direction and the Intensity of Indirect Social Information such as Likes and Dislikes Related to the Deliberative Quality of Online News Content Comments? A Topic Diversity Analysis Using Topic Modeling

Min, Jin Young · Lee, Ae Ri

Purpose

The online comments on news content have become social information and are understood based on deliberative democracy. Although the related research has focused on the relationship between online comments and their deliberative quality, the social information provided by online comments consists of not only direct information such as comments themselves but also indirect information such as ‘likes’ and ‘dislikes’. Therefore, the research on online comments and deliberative quality should study this direct and indirect information together, and the direction and the degree of the indirect information should be also considered with them.

Design/methodology/approach

This study distinguishes comments by the attached ‘likes’ and ‘dislikes’, identifies highly supported and highly unsupported comments by the intensity of ‘likes’ and ‘dislikes’, and investigates the relationship between their existence and the deliberative quality measured as the topic diversity. Then, we applied topic modeling to the 2,390 news articles and their 74,385 comments collected from five news sites.

Findings

The topic diversities of the supported and unsupported comments are related to the topic diversity of all comments but the degree of the relationship is higher in the case of supported comments. Furthermore, the existence of highly supported and unsupported comments is led to less diversity of all comments compared to the case where those comments are absent. Particularly, when only highly supported comments are present, topic diversity was lower than in the opposite case.

_____ ‘좋아요’와 ‘싫어요’같은 간접적 사회적 정보의 방향과 강도는 온라인 뉴스 콘텐츠 댓글의 속의의 질과 어떤 관련이 있는가? 토픽 모델링을 이용한 토픽 다양성 분석

Keyword: Online News Content Comments, ‘Likes’, ‘Dislikes’, Topic Diversity, Direction and Intensity of Indirect Information, Topic Modeling

* 이 논문은 2021년 11월 22일 접수, 2021년 12월 10일 1차 심사, 2021년 12월 21일 게재 확정되었습니다.